

モンテカルロ木探索における差分ゲームを用いた最善手探索

中村 貞吾^{1,a)} 石田 竹至^{2,b)}

概要: モンテカルロ木探索は囲碁などのゲームで高い効果を発揮しているが、形勢が一方に大きく傾いた状況では十分な性能を発揮することができない。そのような局面では、どの着手を選択してもプレイアウトの勝率に大きな変化がなくなるため、各着手に差異が生まれず有効な着手を発見できなくなることが原因だと考えられる。この問題を克服するために DAKV[5] やその改良手法 [6] が提案されてはいるが、十分な解決とはなっていない。本論文では、組合せゲーム理論 [1] で用いられる差分ゲームの考え方を用いて、この問題を解決する手法を提案し、ヨセにおける次の一手問題を用いた実験によりその有効性を検証する。

Finding Optimal Variations using Difference Games in MCTS

TEIGO NAKAMURA^{1,a)} TAKESHI ISHIDA^{2,b)}

Abstract: Monte Carlo Tree Search (MCTS) has strong success in the game of Go and many other games. State-of-the-art computer Go program becomes stronger year by year. Although the strength of state-of-the-art computer Go program has reached the high dan level of amateurs, some weakness or defects still remain. One of such defects is a bad endgame in an almost winning situation. Balancing MCTS using Dynamically Adjusting Komi Value (DAKV) is one of the methods to resolve the weakness in such endgames. In this paper, we propose another method using Combinatorial Game Theory (CGT) to resolve this kind of problem. Our method uses difference games for playouts in MCTS. We can make even game situation for whatever board positions using difference games and MCTS might find an optimal move. We show some experimental results using endgame problems on a Go magazine modified to fit with our experiments. Our method found an optimal move for some problems that even strong Go programs such as Fuego and Pachi failed to find the optimal move.

1. はじめに

モンテカルロ木探索の登場により、囲碁プログラムの実力は急速に向上してきた。現在のトッププログラムは高段のプロ棋士に 4 子で勝つに至っており、その棋力はアマ高段者の域に到達したといえる。ここまで長足の進歩を遂げてきたモンテカルロ碁であるが、トップレベルに到達するには、深くて精密な読

みを必要とする攻合いや死活などクリアしなければならないいくつかの問題が残っている。さらに、現在のモンテカルロ碁にはもう一つの大きな欠点がある。それは、探索において勝率に基づく局面評価を行なっているため、形勢が一方に大きく傾いている状況では最適な着手の探索が難しいことである。そのような局面では、どの着手を選択してもプレイアウトの勝率に大きな変化がなくなるため各着手に差異が生まれず有効な着手が発見できなくなることがその原因だと考えられる。この問題を克服するために、dynamic komi と呼ばれる仮想的なコミを導入

¹ 九州工業大学 大学院情報工学研究院 知能情報工学研究系

² 九州工業大学 情報工学府

^{a)} teigo@ai.kyutech.ac.jp

^{b)} t.ishida@dumbo.ai.kyutech.ac.jp

して調整する DAKV[5] やその改良手法 [6] が提案されてはいるが、十分な解決とはなっていない。そのため、トッププログラムであっても、形勢が一方に大きく傾いた終盤のヨセにおいては、棋力に合わないおかしな着手や危険が迫っている訳ではないにもかかわらず自陣に手を入れてあたかも投了を催促するような明らかに損な着手が頻出し、コンピュータ囲碁が人間であれば友達になりたくない相手とも形容される一因となっている。

本論文では、囲碁局面の数理的解析に適用される組合せゲーム理論 [1] で用いられる差分ゲームの考え方を利用して、この問題を解決する手法を提案し、ヨセにおける次の一手問題を用いた実験によりその有効性を検証する。

2. Dynamically Adjusting Komi Value (DAKV)

囲碁は互いの地の大小を競うゲームであるが、盤上に作成する地のみを考えた場合は先手(黒)が有利であるため、互先の対局では、その有利さを調整するためにコミが用いられている。DAKV(Dynamically Adjusting Komi Value)[5] は、dynamic komi と呼ばれる通常のコミとは別の仮想的なコミを導入して、地の大小による勝敗の境界をずらす手法である。これによって、局面の有利さによる勝率の偏りをなくして、モンテカルロ木探索が最も効果を発揮する 50% 近くの勝率に調整することにより、形勢に偏りがある場合でも有効な着手を発見しようとする。

DAKVにおける dynamic komi の調整法としては、初期局面に導入した dynamic komi を手数に応じて線形に減少させていく置碁への適用を目的とした手法や、一定回数のプレイアウトの後、結果の平均目数や平均勝率に基づいて dynamic komi を更新する手法が提案されているほか、文献 [6] では、dynamic komi の調整にシグモイド関数を利用した改良手法が提案されている。

3. 組合せゲーム理論

組合せゲーム理論 (Combinatorial Game Theory; CGT)[1] は、全体局面が独立した部分局面の和に分割できるゲームの数理的解析に効果を発揮する。囲碁ではこれまでに、ヨセの解析 [2]、眼形の解析 [3]、攻合いの解析 [4] などの局面解析に組合せゲーム理論

が適用され、素晴らしい成果を残してきた。

3.1 諸定義

本論文で必要となる組合せゲーム理論に関する基本的な概念と記法について説明する。

定義 (ゲーム)

2人のプレイヤーを Left, Right と呼ぶ。囲碁では、Left が黒、Right が白に対応する。ゲーム局面 G は以下のように再帰的に定義される。

$$G \stackrel{\text{def}}{=} \{G_1^L, G_2^L, \dots \mid G_1^R, G_2^R, \dots\}$$

ここで、 G_i^L は G に対して Left が着手してできるゲーム局面で、 G_i^R は Right が着手してできる局面である。合法手が無い場合は G_i^L および G_i^R は存在しないため空となる。□

定義 (ゲームの和)

2つのゲーム G と H を合わせたゲーム、すなわちゲームの和 $G + H$ は以下のように定義される。

$$G + H \stackrel{\text{def}}{=} \{G^L + H, G + H^L \mid G^R + H, G + H^R\}$$

□

定義 (数)

整数、および、2のべき乗を分母とするような分数は以下のように定義される。

$$\begin{aligned} 0 &\stackrel{\text{def}}{=} \{ \mid \} \\ n + 1 &\stackrel{\text{def}}{=} \{ n \mid \} \quad (n = 0, 1, 2, \dots) \\ \frac{m}{2^k} &\stackrel{\text{def}}{=} \left\{ \frac{m-1}{2^k} \mid \frac{m+1}{2^k} \right\} \quad (k \text{ は正整数, } m \text{ は奇数}) \end{aligned}$$

したがって、例えば、次にあげるようなものが数である。

$$\begin{aligned} 1 &= \{0 \mid \}, \quad 2 = \{1 \mid \}, \quad 3 = \{2 \mid \}, \quad \dots \\ \frac{1}{2} &= \{0 \mid 1\}, \quad \frac{1}{4} = \{0 \mid \frac{1}{2}\}, \quad \frac{5}{8} = \{\frac{1}{2} \mid \frac{3}{4}\}, \quad \dots \end{aligned}$$

□

囲碁における地は、ここに示す数とみなすことができる。囲碁においては、地自体は整数値であり分数になることはないが、後述する冷却操作を局面に対して適用することにより、局面解析においては分数としての数も登場する。

定義 (反転)

G において Left と Right を入れ換えたゲーム (囲碁

では、黒石と白石を交換した局面に相当する)を G の反転と呼び \overline{G} と書く。

$$\overline{G} \stackrel{\text{def}}{=} \left\{ \overline{G^R} \mid \overline{G^L} \right\}$$

□

定義 (大小関係)

ゲーム G はその勝敗に応じて以下の4種類のいずれかのクラスに分類され、それは0との間の大小関係に対応している。

$$\text{(手番によらず) Left の勝ち} \iff G > 0$$

$$\text{(手番によらず) Right の勝ち} \iff G < 0$$

$$\text{先着側の負け} \iff G = 0$$

$$\text{先着側の勝ち} \iff G \parallel 0$$

最後の $G \parallel 0$ は G と 0 が比較不能であることを表わしている。

また、反転 \overline{G} に対しては $G + \overline{G} = 0$ が成立するため、 $\overline{G} = -G$ である。この関係を用いて、2つのゲーム G と H の大小関係は以下のように定義される。

$$G > H \iff G + (-H) > 0$$

$$G < H \iff G + (-H) < 0$$

$$G = H \iff G + (-H) = 0$$

$$G \parallel H \iff G + (-H) \parallel 0$$

□

この大小関係を利用して、ゲーム木の枝刈りを行なうことができる。例えば、 $G = \{X, Y, \dots \mid Z, W, \dots\}$ に対して、 $X > Y$ であれば、 Y が枝刈りされて $G = \{X, \dots \mid Z, W, \dots\}$ となり、さらに、 $Z > W$ であれば、 Z が枝刈りされて $G = \{X, \dots \mid W, \dots\}$ となる。一方、 $X \parallel Y$ の場合は、 X と Y は比較不能であり、したがって、Left が X と着手すべきか Y と着手すべきかはこの部分局面内だけでは決まらず、 G と合わせる他の局面の状況に依存することを意味している。

定義 (無限小要素)

0でないどんな数よりも微小な値を持つようなゲームが存在し、これらは、無限小要素 (infinitesimal) と呼ばれる。以下に代表的な無限小要素を示す。

$$\text{Star:} \quad * \stackrel{\text{def}}{=} \{0 \mid 0\}$$

$$\text{Up:} \quad \uparrow \stackrel{\text{def}}{=} \{0 \mid *\}$$

$$\text{Down:} \quad \downarrow \stackrel{\text{def}}{=} \{*\mid 0\} = -\uparrow$$

$$\text{Tiny:} \quad \dagger_x \stackrel{\text{def}}{=} \{0 \mid \{0 \mid -x\}\}$$

$$\text{Miny:} \quad \dashv_x \stackrel{\text{def}}{=} \{\{x \mid 0\} \mid 0\} = -\dagger_x$$

* は単純な「両後手」の局面に相当し、また、 $\uparrow, \downarrow, \dagger_x, \dashv_x$ は、所謂、「先手」および「逆先手」の局面に相当する。

定義 (冷却)

先手の優位性が大きいゲームは熱いゲームであり、これは冷却操作によって数および無限小要素となる。 G を t 度冷却したゲーム $Cool(G, t)$ は次のように定義される。

$$Cool(G, t) \stackrel{\text{def}}{=} \{Cool(G^L, t) - t \mid Cool(G^R, t) + t\}$$

ただし、もし $Cool(G, \tau)$ が数 x と無限小要素分だけの差であるような $\tau (< t)$ が存在する場合は $Cool(G, t) = x$ とする。□

定義 (平均値と温度)

G を十分に大きな温度で冷却すると数が得られるが、この値を G の平均値 (mean value) と呼び $m(G)$ と表わす、また、 $Cool(G, t)$ が平均値となるような最小の t を G の温度 (temperature) と呼び $t(G)$ と表わす。温度は、そのゲームへの着手の緊急性の度合い、すなわち、着手の価値に相当する。□

全体局面がすべて * 型の部分局面からなる場合は、温度が最大の部分局面に着手する最高温戦略 (Hotstrat) を用いることにより最適スコアを得ることができるが、先手や逆先手を含む一般的な局面では、最高温戦略で必ずしも最適スコアが得られるわけではないことが知られている。

3.2 差分ゲーム

囲碁のゲーム局面 G に対して、黒石と白石を交換した局面 \overline{G} は、元のゲーム G の局面の値の符号を反転させた値を持つ。したがって、 G と \overline{G} を合わせた局面である $G + \overline{G}$ の値は0となり、組合せゲーム理論上は後手勝ち、すなわち、後手側が最後の着手をすることができる局面となる。これはまた、囲碁局面としてみれば、後手側がジゴにできる手段を

持っている局面である。なぜならば、先手側の G (あるいは \overline{G}) 内の着手に対して、後手側が \overline{G} (あるいは G) 内にある対応する同じ着手を行なえば、所謂、「マネ碁」(しかも、先手側には解消する手段がない) になるためである。

この性質を利用して局面の優劣や着手の大小を説明するための簡便な手段として差分ゲーム (difference game) と呼ばれる手法がある。文献 [2] に載っている局面を用いて差分ゲームの考え方を説明する。

例えば、図 1 に示すヨセ局面 G があって、黒番で a と b の着手のうち、どちらが大きい手であるかを判定したいとする。なお、ここで注目しているのは下辺に接している領域のみであり、 \triangle 印のついていない黒石、白石はいずれも活着しているとす。

この G に対して反転 \overline{G} を作成して、それらを合わせたゲーム $G + \overline{G}$ が差分ゲームである。(図 2)

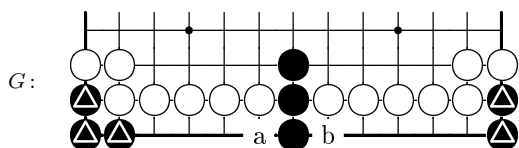


図 1 ヨセ局面 G

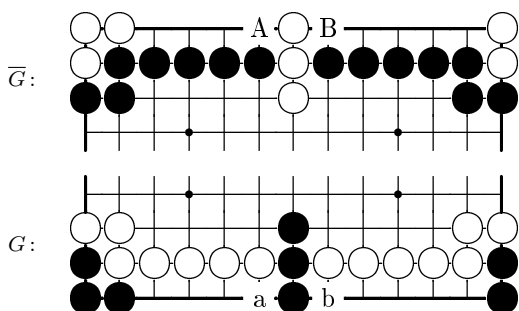


図 2 差分ゲーム $G + \overline{G}$

これは前述のとおり、後手側がジゴにできるゲームであるが、このゲームを元にして、 a と b の着手の大きさを比較するために、黒 a 、白 B と打交した局面 $G_a + \overline{G_B}$ と、黒 b 、白 A と打交した局面 $G_b + \overline{G_A}$ を作成し、それぞれの勝敗がどうなるかを確認する。

図 3 に進行の一例を示しているが、 $G_a + \overline{G_B}$ からスタートすると、黒はどうやってもジゴにしかできない。一方、図 4 に進行の一例を示しているが、 $G_b + \overline{G_A}$ の局面からスタートすると、黒は最終的に

1目勝ちに持っていくことができる。このことから、黒 a よりも黒 b の方が価値が高いことがわかる。

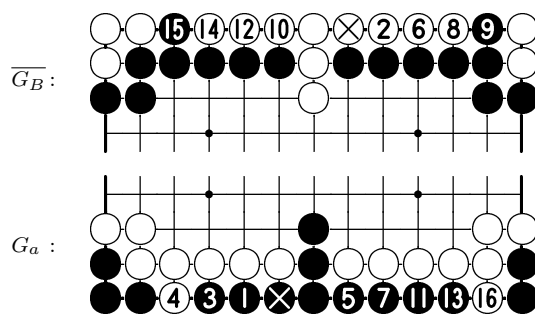


図 3 $G_a + \overline{G_B}$ とその後の進行例

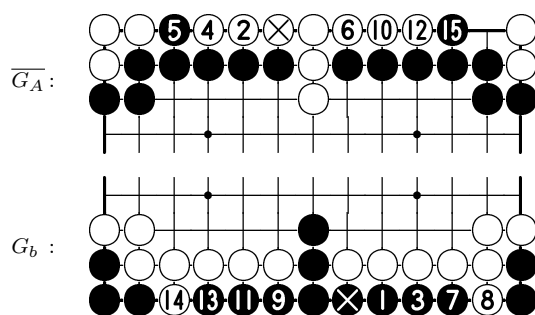


図 4 $G_b + \overline{G_A}$ とその後の進行例

一般的に、差分ゲーム $G_a + \overline{G_B}$ に対して、「先手番で勝ち」、かつ、「後手番で勝ちまたはジゴ」になる場合には、 a の着手の方が b の着手よりも良い手であることが示されたことになる。ここでの良い手とは、 G 以外の局面の状況如何にかかわらず、この部分局面のみで判定される大小関係を表わしている。

4. 差分ゲームを用いたモンテカルロ木探索

DAKV では、与えられた局面に対して dynamic komi を動的に変化させることにより勝率が 50% 近くになるよう調整していたが、差分ゲームの手法を用いれば、形勢が五分の局面は $G + \overline{G}$ として簡単に作ることができる。すなわち、もう一つ盤を用意して、元の盤面 (G) の白黒を反転させた状態 (\overline{G}) を作り、その両方を合わせたゲームを考えれば良い。勝敗は両方の盤の合計スコアで争う。一方の盤面の有利さと同じだけの不利さもう一方の盤面にあるので、どのような G に対しても $G + \overline{G}$ は全くのイーブンである。

4.1 差分ゲームを用いた探索アルゴリズム

前節では、特定の2つの着手の比較について説明したが、通常の意味での探索はモンテカルロ木探索における(木探索部分を含む)プレイアウトを以下の手順に置き換えることによって行なう。

【差分ゲームを用いたプレイアウト】

- 探索のルート局面 G に対して、反転 \bar{G} を作成する。そして、基本的に、手番のプレイヤーは G あるいは \bar{G} のいずれか一つを任意に選んで着手する。
- ただし、先手プレイヤーの初手は、 G 内の着手から選出する。
- (先手プレイヤーの初手に対する) 後手プレイヤーの応手としては、 \bar{G} 内の先手プレイヤーの真似着手は着手禁止とし、それ以外の着手を行なうものとする。
- それ以降は、通常のルールどおりに両方の盤面を自由にプレイしてよく、最終的にパスで終局する。
- 終局時に、 G の盤面のスコアと \bar{G} の盤面のスコアを合計した値により勝敗判定を行なう。

4.2 差分ゲームを用いたヨセ局面の解析例

以下の図5と図6は、同じヨセ状況を含む局面(黒番、コミ0.5目)の例で、図5では最善手の発見が勝敗を左右するのに対して、図6では既に形勢が大きく開いているので、黒は $a \sim c$ のどこに着手しても、あるいはパスしても勝敗に影響はない。

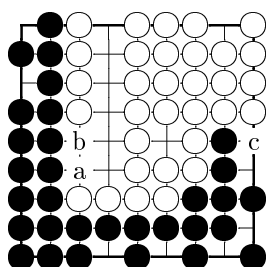


図5 ヨセ局面：P1-A

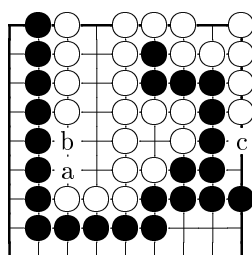


図6 ヨセ局面：P1-B

図5の a, b を含む部分局面 G は、組合せゲームを用いると、冷却値が以下のように表わされるゲームとして記述できる。

$$Cool(G, 1) = \{G_1, G_2 \mid G_3\} - 4$$

ここで、 -4 は G の平均値 $m(G)$ であり、この領域の基準値が白地4目と評価されることを意味している。また、

$$\begin{cases} G_1 = \{-6 \mid 0^3\} \\ G_2 = \{-6 \mid 0^2 \parallel -\frac{1}{2}\} \\ G_3 = \{-8 \mid 0^5\} \end{cases}$$

で、 G_1 は黒が a に着手した局面、 G_2 は、黒が b に着手した局面に相当する。

ここで、 $G_1 > G_2$ が成り立つので、 G_2 の部分局面(すなわち、着手 b) は枝刈りされ、結果として、

$$Cool(G, 1) = \{G_1 \mid G_3\} - 4 = \{-6 \mid 0^4\} - 4$$

となる。

一方、 c の地点を含む部分局面 H は、 $H = \{1 \mid 0\}$ であり、その冷却値は

$$Cool(H, 1) = \{1 - 1 \mid 0 + 1\} = \{0 \mid 1\} = \frac{1}{2}$$

となる。また、 $t(G) = 1$ 、 $t(H) = \frac{1}{2}$ であり、部分局面 G の方がより緊急性が高いことがわかる。

これらの部分局面を持つ問題 P1-A(図5)、および、P2-A(図6)の全体局面はそれぞれ、

$$\begin{cases} X_A = G + H + 4 \\ X_B = G + H + 18 \end{cases}$$

と表わすことができる。

ここで、4および18は、部分局面以外の部分の地の合計値である。ここで、各全体局面の差分ゲームを考えると、 X_A と X_B いずれの場合でも、差分ゲームは $G + \bar{G} + H + \bar{H}$ となり、盤面の形勢によらず着手の比較を行なうことができ、部分ゲームの解析結果より、黒 a が正解手となる。

前問が部分ゲーム内の着手の大小が問題となる局面であるのに対して、以下の図7、図8は、異なる部分ゲーム間の着手の大小を問う問題である。

こちらも前問と同様に、図7(P2-A)の局面では黒 a 以外の着手では勝てないが、図8(P2-B)の局面では、黒 $a \sim d$ のいずれに着手しても、また、パスしても黒勝ちとなるように調整している。

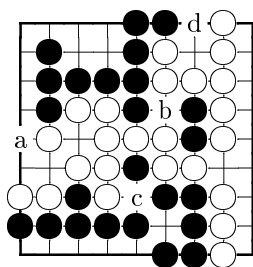


図 7 ヨセ局面：P2-A

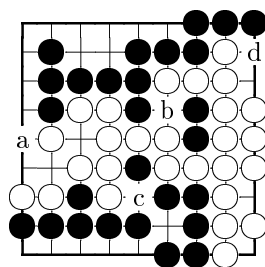


図 8 ヨセ局面 P2-B

図 7, 図 8 の a~d の地点の部分局面は, それぞれ次のように表わすことができる.

局面	組合せゲーム	温度
a	$\{(7+K) \mid 0 \parallel -3\}$	3
b	$\{4 \mid 0\} = 2 \pm 2$	2
c	$\{2 \mid 0\} = 1 \pm 1$	1
d	$\{0 \mid -1\} = -\frac{1}{2} \pm \frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$

ここで, K は $K = \{1 \mid K \parallel 0\}$ で表わされるコウ局面である.

部分局面の解析結果より, a の局面は温度が最大で, しかも, 黒からの先手となる局面であるので, 最優先に着手すべきであることがわかる. したがって, この問題では, 黒 a が正解手となる.

5. 実験

提案手法の有効性を検証するために, オープンソースの libEGO に本手法を実装して, ヨセの次の一手問題を解く実験を行なった. 使用した問題は, 前節の例にある P1-(A,B), P2-(A,B) および, 雑誌「囲碁関西」の 2013 年 1 月~12 月号に掲載された棋力認定問題 (級位者の部) の中のヨセ問題を元にして本実験用に配置を修正して作成した問題を用いた. なお, 作成したすべての問題について, 日本ルール (territory scoring) でも中国ルール (area scoring) でも勝敗の結果は同じになるように調整した. 後者の問題は付録に示す.

また, 性能比較のため, Fuego (ver.1.1) および Pachi (ver.10.00 Satsugen) にも同じ問題を解かせた. Pachi には DAKV が実装されており, 起動時に maximize_score オプションをつけることにより DAKV が有効になる. そこで, Pachi では DAKV 「有り/無し」の 2 通りについて調査を行なった. モンテカルロ碁には乱数要素があるため, いずれの問

題も 100 回解いた際の正解数を求めた. 結果を表 1 に示す.

まず, 比較対象とした Fuego および DAKV を用いない Pachi は, 最善手の発見が勝敗を左右する A 欄の問題をすべて 100% の正解率で解くことができたが, 最善手以外の着手でも勝利できてしまう B 欄の問題に対しては, いずれも, ほぼ半数程度の問題でしか高い正解率を出すことができなかった. 特に, P1-B, および, P2-B については, いずれも低い正解率しか達成できなかった. また, Pachi で DAKV を有効にした場合は, DAKV 無に比べて, B 欄の 2~3 個の問題について正解率が大きく向上したが, 依然として P1-B と P2-B については全く正解することができなかった.

一方, オリジナルの libEGO は, 他のプログラムのように A 欄の問題をすべて 100% 正解とまでは行かなかったが, ほぼそれに近い数字を出しており, また, B 欄の問題についての性能も Pachi(DAKV 無) に若干劣る程度の結果であった.

そして, libEGO に差分ゲームに基づく探索を実装した提案手法のプログラムでは, オリジナルの libEGO に比べて, A 欄の問題についての正解率が大きく低下したものがあつた. 一方で, B 欄の問題に対する正解率はおおむね向上しており, 特に, 他のすべてのプログラムが低い正解率であつた P1-B と P2-B に対して, 8 割以上の正解率を出すことができおり, 形勢に差がある局面での最善手の探索という点で一定の成功はおさめていると考えられる.

一方, 差分ゲームの探索ではオリジナルの探索に比べて盤面のサイズが 2 倍になるため探索時間の増加が避けられず, 同じプレイアウト回数の場合の探索量は単純計算で 4 倍程度に増大することが予想される. そこで, オリジナルの libEGO と提案手法を実装したプログラムとで同じプレイアウト回数での genmove にかかる時間を比較したところ, 提案手法の方が平均して約 7.5 倍の時間がかかっていた.

6. おわりに

形勢が一方に大きく傾いている状況で最適な着手の探索が難しいというモンテカルロ碁の弱点を克服するために, 組合せゲーム理論で用いられる差分ゲームの考え方を利用したプレイアウトによるモンテカルロ碁探索の手法を提案した. そして, libEGO に提案手法を実装したプログラムを用いて, ヨセにおけ

問題	Fuego		Pachi				libEGO			
	A	B	DAKV なし		DAKV あり		オリジナル		提案手法 (差分ゲーム)	
			A	B	A	B	A	B	A	B
P1	100	6	100	0	99	0	100	0	100	83
P2	100	29	100	0	100	0	100	0	59	99
1	100	100	100	97	100	100	100	93	35	93
2	100	100	100	100	99	99	100	100	97	97
3	100	100	100	100	98	100	100	48	100	100
4	100	100	100	94	100	100	100	100	100	100
5	100	100	100	100	98	100	100	100	100	100
6	100	10	100	100	100	100	100	100	43	73
7	100	100	100	0	100	19	100	0	87	91
8	100	3	100	20	100	79	100	0	4	0
9	100	0	100	0	93	0	97	0	4	1
10	100	100	100	59	99	99	100	0	100	98
11	100	0	100	0	100	50	100	58	98	56
12	100	0	100	0	84	18	88	0	0	0

表 1 ヨセ問題の正解率

る次の一手問題を解かせる実験を行なった結果、形勢が離れた局面であってもいくつかの問題に対して正解手を探索することができた。

しかし、差分ゲームを用いない探索では正解手を発見できたにもかかわらず、差分ゲームを用いることにより、正解手を見逃してしまう場合もあった。その理由としては、形勢が全く互角の局面で最善手を見つけること自体が難しいことに加えて、次のようなことが一因ではないかと考えている。

全体局面 G がいくつかの部分ゲームの和になっている場合、例えば、

$$G = H_1 + H_2 + H_3 + \dots + H_n$$

のような場合で、さらに、 $H_1 = \{H_1^L \mid H_1^R\}$ と $H_2 = \{H_2^L \mid H_2^R\}$ への着手の大小比較が問題になる局面であるとする。このとき、差分ゲームを用いて $G + \bar{G}$ を探索のルート局面とするが、結局のところここで考慮されるのは、 $H_1^L + \bar{H}_2^L$ および $H_2^L + \bar{H}_1^L$ の勝ち負けであり、これは、残りの部分ゲーム H_3, \dots, H_n には関係なく H_1 と H_2 のみから定まる。実際には、 $(H_3 + \bar{H}_3), \dots, (H_n + \bar{H}_n)$ も加えた状況で探索してはいるが、各々の和は 0 であるため、この部分で優劣をつけるのは難しい。そして、 H_1 と H_2 の 2 つのゲームが比較不能である場合は、探索によっても優劣が決まらず、その結果、正解手が発見できな

くなっているのではないかと考える。

実験ではすべてのヨセ局面で提案手法が有効に働いた訳ではないが、本手法により形勢が離れた状況下でのヨセの技術の向上に役立つことを期待している。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 15K00506 の助成を受けた。ここに感謝する。

参考文献

- [1] E. R. Berlekamp, J. H. Conway and R. K. Guy: "Winning Ways –for your Mathematical Plays–", Academic Press, New York, (1982).
- [2] E. R. Berlekamp and D. Wolfe: "Mathematical Go –Chilling Gets the Last Point–", A.K.Peters, (1994).
- [3] H. A. Landman: "Eyespace Values in Go", *Games of No Chance*, Cambridge University Press, pp.227–257, (1996).
- [4] 中村貞吾: "囲碁の攻合の数理的解析 –組合せゲーム理論に基づく手数の評価法–", 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.11, pp.3477–3489, (2007).
- [5] P. Baudiš: "Balancing MCTS by Dynamically Adjusting the Komi Value", *ICGA Journal*, Vol.34, No.3, pp.131–139, (2011).
- [6] 伊藤, 柴原, 小谷: "置き碁における報酬関数の改良", 第 17 回ゲームプログラミングワークショップ GPW2012, (2012).
- [7] 囲碁関西 2013 年 1 月号～12 月号.

付録

囲碁関西 2013 年 1 月～12 月号に掲載された棋力認定問題 (級位者の部) 中のヨセ問題を元にして作成したヨセ問題 (黒先, コミ 0.5 目) で, いずれも, 黒 a が最善手となっている. A 欄の局面は最善手の発見が勝敗を左右し, その右側の B 欄は, 最善手以外に着手しても勝敗に影響しない局面図となっている.

